

TRABAJO FINAL DE GRADO

Grado de Economía

Título: Tasación de viviendas en Barcelona

Autoría: Ricardo Balaguer Baños

Tutoría: Esther Vaya Valcarce

Departamento: Departamento de econometría y estadística.

Curso académico: 2018-2019

:



UNIVERSITAT DE
BARCELONA

Facultat d'Economia
i Empresa

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo la observación y la predicción del precio de la vivienda en venta ya sean viviendas nuevas o usadas en la ciudad de Barcelona. Para la observación se usan técnicas de econometría espacial con el fin de representar la autocorrelación espacial del precio de las viviendas entre barrios de Barcelona mediante mapas, para la predicción se utiliza el método de los mínimos cuadrados ordinarios para obtener la valoración de una vivienda en la ciudad de Barcelona.

Palabras clave

Tasación, Autocorrelación espacial, Viviendas, Barcelona, Precio metro cuadrado

Abstract

To start with, the study attempts to promote a service company to make profit on housing through the reformatations, during the initial analysis and the possibility of using a tool that helps to find out the fastest price of housing.

This work has the objective of observing and predicting the price of the houses in sale in the city of Barcelona. For the observation, spatial econometrics techniques are used to represent the spatial autocorrelation of housing prices between districts of Barcelona using maps and for prediction, the ordinary least squares method is used to obtain the valuation of a house in the city.

For the prediction, the physical characteristics of the typology of the dwelling combined with a geolocated variable are used, which is explained by the fact that in housing areas the dwelling is located in the same city. Determining the price thanks to its location.

The observations and precisions of this work are limited in time, and you only present real information for a few months after the variation in market prices.

The results of the observation of the differentiated parts of the price difference, a relation of high values and another of low values.

In the predictive part, we obtain a model that can be predicted by a subsequent correction.

Key words

Appraisal, Spatial autocorrelation, Living place, Barcelona, Square meter price

ÍNDICE

1	MOTIVACIONES.....	1
2	BASE DE DATOS.....	3
2.1	BASE DE DATOS PARA EXPLORACIÓN ESPACIAL.....	3
2.2	BASE DE DATOS MODELIZACIÓN	5
2.2.1	Preparación de la muestra	7
3	ANÁLISIS EXPLORATORIO ESPACIAL.....	9
3.1	MATRIZ REINA DE ORDEN 1º.....	11
3.2	MATRIZ DISTANCIA.....	13
3.3	CONCLUSIÓN DE LA EXPLORACIÓN ESPACIAL	15
4	MODELIZACIÓN MEDIANTE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE.....	16
4.1	MODELIZACIÓN	16
4.2	DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES	16
4.2.1	<i>pricebyarea</i>	16
4.2.2	<i>status</i>	19
4.2.3	<i>propertyType</i>	20
4.2.4	<i>exterior</i>	21
4.2.5	<i>rooms</i>	22
4.2.6	<i>bathrooms</i>	23
4.2.7	<i>planta</i>	24
4.2.8	<i>size</i>	25
4.2.9	<i>haslift</i>	26
4.2.10	<i>neighborhood</i>	27
4.2.11	<i>district</i>	27
4.3	CONTRASTES DE MEDIAS.....	28
4.3.1	<i>Variable planta</i>	28
4.3.2	<i>Variable propertyType</i>	28
4.3.3	<i>Variable district</i>	29
4.3.4	<i>Variable status</i>	29
4.3.5	<i>Variable hasLift</i>	30
4.4	MODELO	31
4.4.1	<i>Modelo 1 averagedistrict</i>	31
4.4.2	<i>Modelo 2 district</i>	32
4.4.3	<i>Modelo 3 neighborhood</i>	32
4.4.4	<i>Comparación de modelos</i>	34
5	PREDICCIÓN.....	35
5.1	EVALUACIÓN DEL MODELO 1	35
5.2	SIMULACIÓN	35
6	CONCLUSIONES	37
7	BIBLIOGRAFÍA	38
8	ANEXOS.....	39
8.1	ANEXO 1	39
8.2	ANEXO 2	39

1 MOTIVACIONES

En el contexto de una empresa dedicada a reformas dentro del sector de la construcción, surge la posibilidad de compensar el descenso en las ventas convirtiéndose ésta en su propio proveedor.

Considerando que el valor de la vivienda se encuentra estable o al alza el hecho de invertir en una vivienda con necesidad de reforma podría compensar el déficit de clientes y posibilitar rentabilizar la inversión vendiéndola una vez reformada.

Para analizar la viabilidad de la inversión y valorar si esta proporciona las ganancias adecuadas o asegurar que no supone una inversión fallida sería necesario buscar viviendas cuyo valor de venta proporcionase un beneficio neto a partir de un 10%, compensando así el coste de oportunidad de invertir ese dinero en otro lugar. Además de ese mínimo del 10% se obtendría otro porcentaje como proveedor de la reforma.

Con el fin de localizar las viviendas adecuadas en las que pudiera obtenerse con un mínimo del 10% de plusvalía, se barajó la alternativa de valorar el precio por metro cuadrado de las viviendas en los distintos barrios de Barcelona.

El planteamiento básico era que estuviese por debajo de ese valor, pero dado el escaso conocimiento disponible sobre el mercado inmobiliario, la siguiente cuestión recae en que cada vivienda tiene unas características distintas y esto supone que deben considerarse múltiples variables ya que el valor no depende únicamente de la superficie.

Por tanto, era necesario hacer una comparación masiva entre viviendas con características similares teniendo en cuenta su ubicación, se trata de un proyecto ambicioso y de gran volumen por la gran variación en los tipos de vivienda por lo que el método seleccionado para realizar la comparación ha sido la regresión lineal múltiple.

Este método aporta la posibilidad de averiguar mediante una comparación masiva el valor de una vivienda, y una vez conseguido ya sería sólo encontrar una vivienda a reformar, compararle el precio obtenido en la regresión lineal múltiple y verificar si cumple el requisito de que una vez reformada se pudiera conseguir la obtención del mínimo del 10% de plusvalía, por tanto adecuada para poder hacer la inversión.

Ejemplo de vivienda viable:

Valor de compra=150000€

Coste de la reforma=50000€

Precio de venta= $(150000+50000)+0,2(150000+50000)=220000$

Beneficio=20000+Beneficio de la reforma

Una vez realizada la hipótesis podemos intuir que esta herramienta podría utilizarse para averiguar de forma sencilla el valor de la vivienda al alcance de compradores a los que les podría facilitar la toma de decisiones y al mismo tiempo evitar especulaciones ya que el valor real estaría al alcance del comprador directo.

Con esta premisa se modifica el enfoque del estudio y se plantea desde esta última alternativa.

2 BASE DE DATOS

Se han obtenido y tratado dos bases de datos.

2.1 Base de datos para exploración espacial

Se ha descargado de la página web del Ajuntament de Barcelona una base de datos que contiene los puntos cardinales de cada barrio de la ciudad y se ha añadido manualmente una columna que contiene la media del precio por metro cuadrado en las viviendas de cada barrio. Este dato ha sido obtenido por consulta barrio a barrio en la página de web de Idealista.com. Para el tratamiento de esta base de datos se ha utilizado el programa OpenOffice.

	A	B	C	D	E	F
1	W1PALQ2,N,18,7	W1PALQ,N,18,7	POLY_ID,N,18,0	COORD_X,N,18,7	COORD_Y,N,18,7	MEDIA,N,7,2
2	840,6909825	840,6909825	1	430732,0063	4581363,151	4302,32
3	841,2538747	841,2538747	2	431315,8178	4581594,766	5008,88
4	883,2184488	883,2184488	3	432374,6958	4581152,207	5223,73
5	839,4614221	839,4614221	4	431822,6344	4582220	5244,42
6	813,164842	813,164842	5	431670,7416	4583403,359	4775,48
7	793,0836918	793,0836918	6	431269,361	4584298,692	4569,01
8	817,6915424	817,6915424	7	430556,1455	4583021,62	7161,69
9	846,3944289	846,3944289	8	429460,4605	4582529,481	6035,32
10	852,3393834	852,3393834	9	428937,5042	4581835,5	5112,06
11	806,8095379	806,8095379	10	429799,9151	4581324,97	4723,32
12	752,6223162	752,6223162	11	429693,6477	4579869,114	4503,03
13	544,3789211	544,3789211	12	428356,4985	4576986,361	2590
14	693,9331757	693,9331757	13	428148,1562	4579279,535	3006,17
15	760,7706835	760,7706835	14	428577,486	4580360,96	3865
16	871,3995364	871,3995364	15	428533,1241	4580979,755	3992,7
17	774,5940864	774,5940864	16	427871,2157	4580289,365	3471,31
18	923,3483436	923,3483436	17	427151,5776	4580922,247	3679
19	904,9149848	904,9149848	18	427875,2722	4581224,849	3949,9
20	976,0119712	976,0119712	19	427747,944	4582277,907	5144,08
21	992,9156647	992,9156647	20	426296,4547	4581657,343	4241,48
22	1032,387569	1032,387569	21	425700,7201	4582753,401	6899
23	1187,492393	1187,492393	22	423973,043	4585950,295	3871
24	1075,796488	1075,796488	23	426217,7397	4584038,323	6421,59
25	925,0565625	925,0565625	24	427354,7156	4583510,373	6382,4
26	863,1203083	863,1203083	25	427395,9005	4584819,725	6083,99
27	879,4351016	879,4351016	26	428453,0314	4583439,945	6012,11
28	840,3637381	840,3637381	27	428539,4362	4584485,8	4890,9
29	787,6906576	787,6906576	28	428312,0827	4585536,762	4316
30	738,4931686	738,4931686	29	428876,5005	4585738,765	3196
31	764,5632566	764,5632566	30	429418,8834	4585088,545	4321
32	818,3081269	818,3081269	31	429617,543	4584055,994	5088,68
33	766,1131465	766,1131465	32	430302,71	4584403,392	4542,73
34	730,4738286	730,4738286	33	430544,0537	4585001,927	4023,68
35	718,3528352	718,3528352	34	430095,9039	4585564,06	3449,49
36	688,2393099	688,2393099	35	431036,1606	4585785,191	3741,55
37	649,3866796	649,3866796	36	430342,2182	4586431,601	3402
38	695,0873177	695,0873177	37	429562,8609	4586124,221	2724
39	701,598049	701,598049	38	428776,1047	4586276,366	2890
40	745,6666789	745,6666789	39	427412,6175	4586548,945	3348
41	649,6568103	649,6568103	40	428060,2112	4587639,839	2654
42	649,6343988	649,6343988	41	428930,6062	4587086,078	3471
43	660,1920444	660,1920444	42	429328,7309	4586916,272	3068
44	587,4650113	587,4650113	43	429246,4769	4588141,422	3306
45	605,9756744	605,9756744	44	431084,9712	4586868,964	3375
46	578,7493569	578,7493569	45	431486,6077	4587563,687	3286
47	600,5293895	600,5293895	46	430658,1082	4587284,865	2453
48	613,1431546	613,1431546	47	430453,4015	4587570,155	2690
49	563,7069102	563,7069102	48	430663,5153	4588008,528	2820
50	554,1605328	554,1605328	49	430212,9933	4588706,261	2511
51	526,9614366	526,9614366	50	431196,6383	4589030,051	2173
52	554,5553091	554,5553091	51	431228,3431	4588434,486	2612
53	546,5900013	546,5900013	52	431759,2455	4588425,51	2667
54	512,4061167	512,4061167	53	432002,2727	4589291,206	2220
55	510,6211251	510,6211251	54	431118,8528	4589787,344	1062
56	495,1705123	495,1705123	55	431189,0737	4590485,495	1929
57	461,4259338	461,4259338	56	431962,9393	4590724,617	1548
58	461,4259338	461,4259338	57	432073,9393	4590443,50	2227

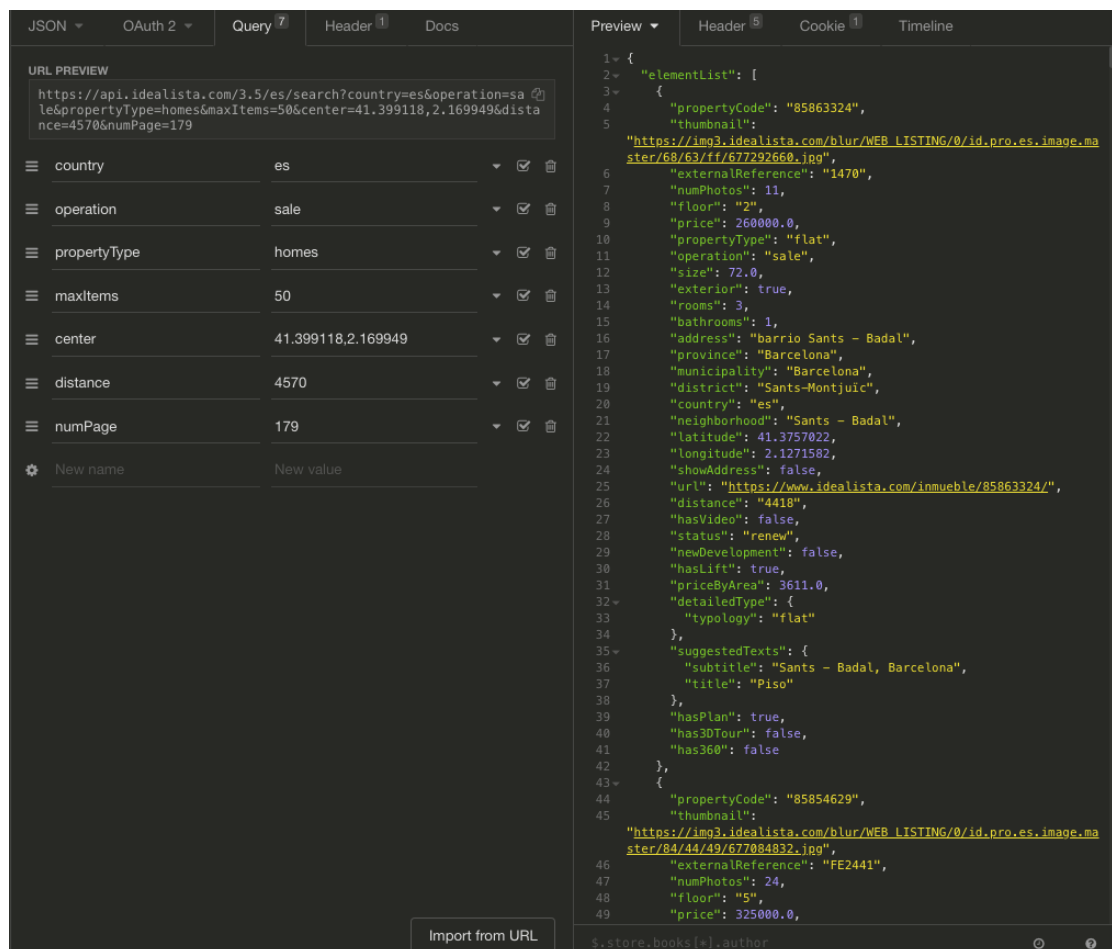
Captura de la base de datos para la exploración espacial.

Para realizar cada petición se ha usado el programa Insomnia.

Cada petición se guarda en un archivo JSON (JavaScript Object Notation).

Se han unido todas las peticiones para obtener un solo archivo JSON mediante un programa propio creado con el programa Visual Studio Code, un total de 178 archivos se han unido a un solo archivo. (Anexo 1)

Para obtener una base de datos que se pueda tratar en Microsoft Excel se ha realizado un programa propio con el programa Visual Studio Code para la conversión del archivo JSON a CSV (valores separados por comas). (Anexo 2).



Captura ejemplo de petición a Idealista.com mediante programa Insomnia

Ya obtenida la base de datos en CSV se abre con Microsoft Excel y se prepara para la modelización.

La muestra incluye 8.052 observaciones de un total de casi 16.979 viviendas existentes a la venta, esta muestra incluye viviendas tanto nuevas como de segunda mano en una línea temporal entre los meses de abril y mayo de 2019.

2.2.1 Preparación de la muestra

1. Eliminación de las variables que no se usarán y se añaden otras para realizar agrupaciones de datos.
2. Incorporación de la variable “numberdistrict”, esta variable es meramente indicativa, numera los barrios, la información se obtiene de la numeración que usa el Ayuntamiento de Barcelona en sus estadísticas. Posteriormente se añade la variable “planta”, esta variable agrupa las viviendas en altas, bajas, o primera planta.
3. Eliminación de las viviendas duplicadas.
4. Inclusión de la variable “averagedistrict”, esta variable contiene la media del precio por metro cuadrado del barrio al que pertenecen. Los datos de esta variable se obtienen previa consulta individual de cada uno de los barrios de la ciudad de Barcelona en la web Idealista.com.

propertyCode	floor	planta	price	propertyType	size	exterior	rooms	bathrooms	municipality	district	neighborhood	status	hasLift	priceByArea	averagedistrict	numberdistrict
85106626	5	alto	285000	chalet	45	FALSO	1	1	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	no	6333	7161,69	7
30370148	5	alto	1100000	duplex	220	VERDADERO	5	4	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	good	si	5000	6012,11	26
37108709	5	alto	1900000	duplex	210	VERDADERO	3	3	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	9048	7161,69	7
37283892	4	alto	650000	duplex	196	VERDADERO	2	2	Barcelona	Ciutat Vella	El Gòtic	good	si	3316	5008,88	2
37489501	5	alto	1600000	duplex	198	VERDADERO	3	2	Barcelona	Ciutat Vella	El Gòtic	good	si	8081	5008,88	2
38966705	4	alto	2200000	duplex	320	VERDADERO	4	3	Barcelona	Les Corts	Les Corts	renew	si	6875	5144,08	19
39232345	5	alto	770000	duplex	128	VERDADERO	2	2	Barcelona	Sant Martí	La Vila Olímpica del Poblenou	good	si	6016	5514	67
39667610	21	alto	2800000	duplex	153	VERDADERO	3	3	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	good	si	18301	9250,41	69
39908522	4	alto	1145000	duplex	200	VERDADERO	3	2	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	good	si	5725	6012,11	26
40089973	7	alto	760000	duplex	95	VERDADERO	3	2	Barcelona	Eixample	Sant Antoni	good	si	8000	4723,32	10
40225791	5	alto	579000	duplex	170	VERDADERO	5	2	Barcelona	Sant Martí	El Camp de l'Arpa del Clot	good	si	3406	3715,4	64
40253615	7	alto	265000	duplex	95	VERDADERO	4	2	Barcelona	Horta Guinardó	El Carmel	good	si	2789	2724	37
40448627	6	alto	720000	duplex	250	VERDADERO	6	2	Barcelona	Gràcia	El Camp d'En Grassot i Gràcia Nova	renew	si	2880	4542,73	32
40512338	4	alto	1700000	duplex	230	VERDADERO	3	3	Barcelona	Gràcia	Vila de Gràcia	good	si	7391	5088,68	31
40548889	4	alto	652000	duplex	147	VERDADERO	4	3	Barcelona	Sant Martí	El Camp de l'Arpa del Clot	good	si	4435	3715,4	64
40566464	8	alto	3600000	duplex	315	VERDADERO	5	6	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	11429	7161,69	7
81333365	4	alto	579000	duplex	165	VERDADERO	4	2	Barcelona	Sant Martí	El Camp de l'Arpa del Clot	good	si	3509	3715,4	64
81398960	4	alto	696000	duplex	190	VERDADERO	5	2	Barcelona	Gràcia	El Coll	good	si	3663	3196	29
81756038	7	alto	1050000	duplex	247	VERDADERO	4	3	Barcelona	Eixample	Sant Antoni	good	si	4251	4723,32	10
81757914	8	alto	925000	duplex	350	VERDADERO	6	4	Barcelona	Sant Martí	El Camp de l'Arpa del Clot	good	si	2643	3715,4	64
81902403	5	alto	1950000	duplex	200	VERDADERO	3	3	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	9750	7161,69	7
82011170	21	alto	2800000	duplex	153	FALSO	3	3	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	good	si	18301	9250,41	69
82011879	5	alto	1950000	duplex	210	VERDADERO	3	4	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	9286	7161,69	7
82013937	5	alto	1500000	duplex	302	VERDADERO	6	4	Barcelona	Sant Martí	La Vila Olímpica del Poblenou	good	si	4967	5514	67
82356831	4	alto	812000	duplex	90	VERDADERO	2	2	Barcelona	Ciutat Vella	Sant Pere - Santa Caterina i la Ribera	good	si	9022	5244,42	4
82571804	22	alto	2800000	duplex	153	VERDADERO	3	3	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	good	si	18301	9250,41	69
82831602	4	alto	275000	duplex	54	VERDADERO	2	1	Barcelona	Sants-Montjuïc	El Poble Sec - Parc de Montjuïc	good	no	5093	4503,03	11
82839705	5	alto	749000	duplex	211	VERDADERO	3	2	Barcelona	Ciutat Vella	El Gòtic	good	no	3550	5008,88	2
82980173	9	alto	1300000	duplex	150	VERDADERO	5	3	Barcelona	Eixample	La Nova Esquerra de l'Eixample	good	si	8667	5112,06	9
83057929	4	alto	770000	duplex	150	VERDADERO	3	3	Barcelona	Eixample	La Sagrada Família	good	si	5133	4569,01	6
83199648	7	alto	2400000	duplex	380	VERDADERO	5	6	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - La Bonanova	good	si	6316	6083,99	25
83200845	4	alto	690000	duplex	105	VERDADERO	3	2	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	6571	7161,69	7
83242747	4	alto	275000	duplex	54	VERDADERO	2	1	Barcelona	Sants-Montjuïc	El Poble Sec - Parc de Montjuïc	good	no	5093	4503,03	11
83341200	5	alto	595000	duplex	92	VERDADERO	2	2	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	good	si	6467	9250,41	69
83354399	4	alto	370000	duplex	63	FALSO	3	1	Barcelona	Sants-Montjuïc	El Poble Sec - Parc de Montjuïc	renew	si	5873	4503,03	11
83408664	5	alto	895000	duplex	192	VERDADERO	3	3	Barcelona	Sants-Montjuïc	El Poble Sec - Parc de Montjuïc	good	si	4661	4503,03	11
83429672	4	alto	528000	duplex	138	VERDADERO	2	2	Barcelona	Horta Guinardó	El Guinardó	good	si	3826	3741,55	35
83579484	14	alto	255000	duplex	120	VERDADERO	4	2	Barcelona	Sant Martí	La Verneda i la Pau	renew	si	2125	2812	73
83657238	5	alto	1650000	duplex	287	VERDADERO	6	4	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Les Tres Torres	renew	si	5749	6382,4	24
83688325	7	alto	950000	duplex	200	VERDADERO	4	3	Barcelona	Gràcia	Vila de Gràcia	good	si	4750	5088,68	31
83814118	6	alto	595000	duplex	90	VERDADERO	4	2	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	good	si	6611	9250,41	69
83866003	8	alto	980000	duplex	210	VERDADERO	7	3	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	El Putxet i el Farró	renew	si	4667	4890,9	27
83901867	4	alto	1145000	duplex	225	VERDADERO	3	2	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	good	si	5089	6012,11	26
83941194	9	alto	1350000	duplex	270	VERDADERO	3	3	Barcelona	Eixample	L'Antiga Esquerra de l'Eixample	good	si	5000	6035,32	8
84106290	5	alto	700000	duplex	157	VERDADERO	4	3	Barcelona	Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	renew	si	4459	9250,41	69
84142577	7	alto	1290000	duplex	198	VERDADERO	5	4	Barcelona	Eixample	La Nova Esquerra de l'Eixample	good	si	6515	5112,06	9
84208573	4	alto	225000	duplex	124	FALSO	2	1	Barcelona	Ciutat Vella	El Raval	good	no	1815	4302,32	1
84224079	9	alto	1780000	duplex	185	VERDADERO	4	3	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sarrià	good	si	9622	6421,58	23
84300872	5	alto	640000	duplex	150	FALSO	3	2	Barcelona	Sant Martí	La Vila Olímpica del Poblenou	renew	si	4267	5514	67
84387190	7	alto	3000000	duplex	217	FALSO	4	4	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	13825	7161,69	7
84400938	5	alto	950000	duplex	274	VERDADERO	4	3	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	good	si	3467	6012,11	26
84428998	6	alto	1490000	duplex	174	VERDADERO	3	4	Barcelona	Eixample	La Dreta de l'Eixample	good	si	8563	7161,69	7
84462295	5	alto	325000	duplex	80	FALSO	1	1	Barcelona	Ciutat Vella	El Raval	good	no	4063	4302,32	1
84501714	10	alto	675000	duplex	160	VERDADERO	4	2	Barcelona	Gràcia	Vila de Gràcia	good	si	4219	5088,68	31
84543721	5	alto	2200000	duplex	440	VERDADERO	8	6	Barcelona	Sarrià-Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	renew	si	5000	6012,11	26
84544923	7	alto	950000	duplex	200	VERDADERO	5	3	Barcelona	Gràcia	Vila de Gràcia	renew	si	4750	5088,68	31
84545070	7	alto	1050000	duplex	247	VERDADERO	4	3	Barcelona	Ciutat Vella	El Raval	good	si	4251	4302,32	1
84634234	4	alto	450000	duplex	200	VERDADERO	4	3	Barcelona	Sants-Montjuïc	Sants - Badal	good	si	2250	3679	17

Captura de la base de datos del modelo ordenada por la variable “planta”.

3 ANÁLISIS EXPLORATORIO ESPACIAL

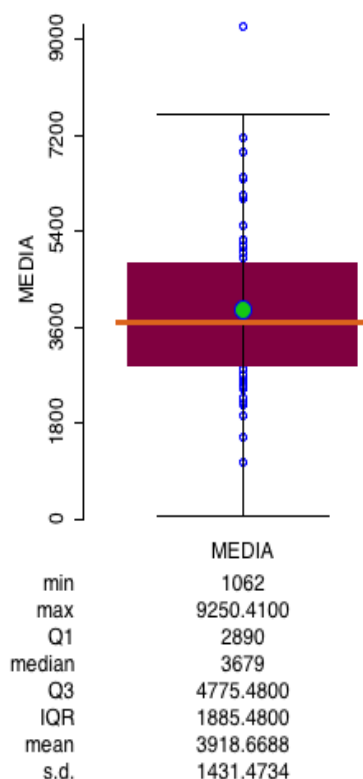
Se ha realizado un análisis exploratorio espacial para observar la aleatoriedad o la dependencia espacial entre los barrios de Barcelona en función del precio medio por metro cuadrado de viviendas en venta.

Dado que las viviendas son puntos georreferenciados, la variable media del precio cuadrado de viviendas en ventas del mismo barrio, capta el efecto del precio de viviendas cercanas, además de otras variables que se encuentran dentro del mismo barrio, como por ejemplo estar mas cerca del mar o encontrarse dentro de un barrio con mayor dotación de infraestructuras de servicios públicos o mejor comunicación.

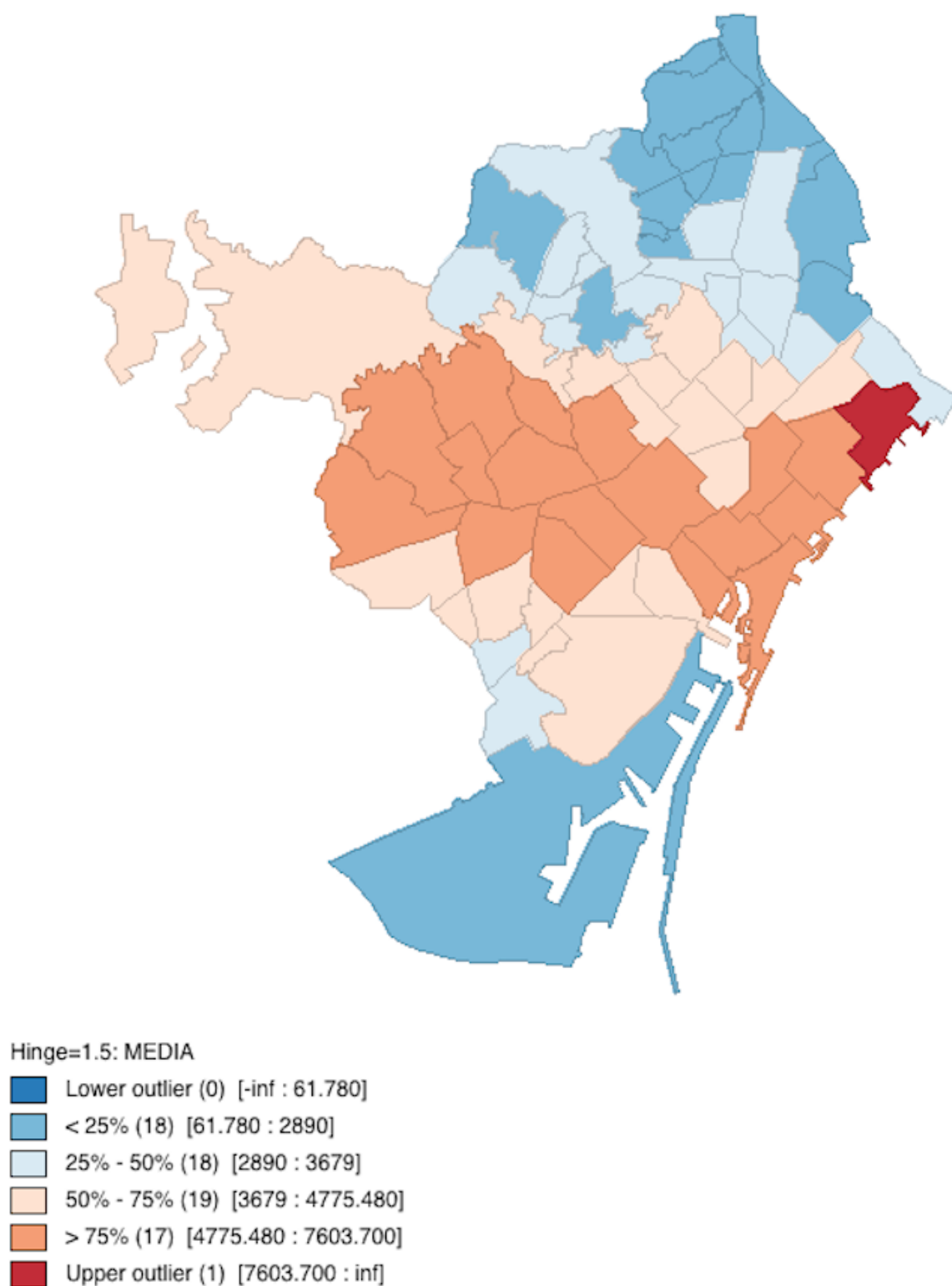
Para este estudio se ha utilizado el programa Geoda y la base de datos para la exploración espacial.

Análisis de la dispersión y la simetría.

Se utiliza un diagrama de Caja y Bigote (Box – Plot) para describir las características de la variable que incluye la media del precio por metro cuadrado de viviendas en venta en la ciudad de Barcelona por barrios.



Se elabora un mapa para observar la distribución del precio medio por metro cuadrado de viviendas en venta en los barrios de Barcelona.

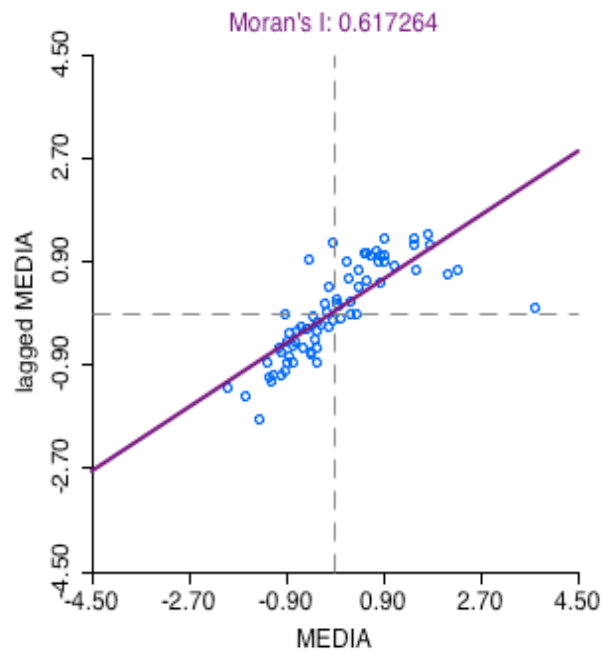


Mapa de barrios de Barcelona.

3.1 Matriz reina de orden 1º

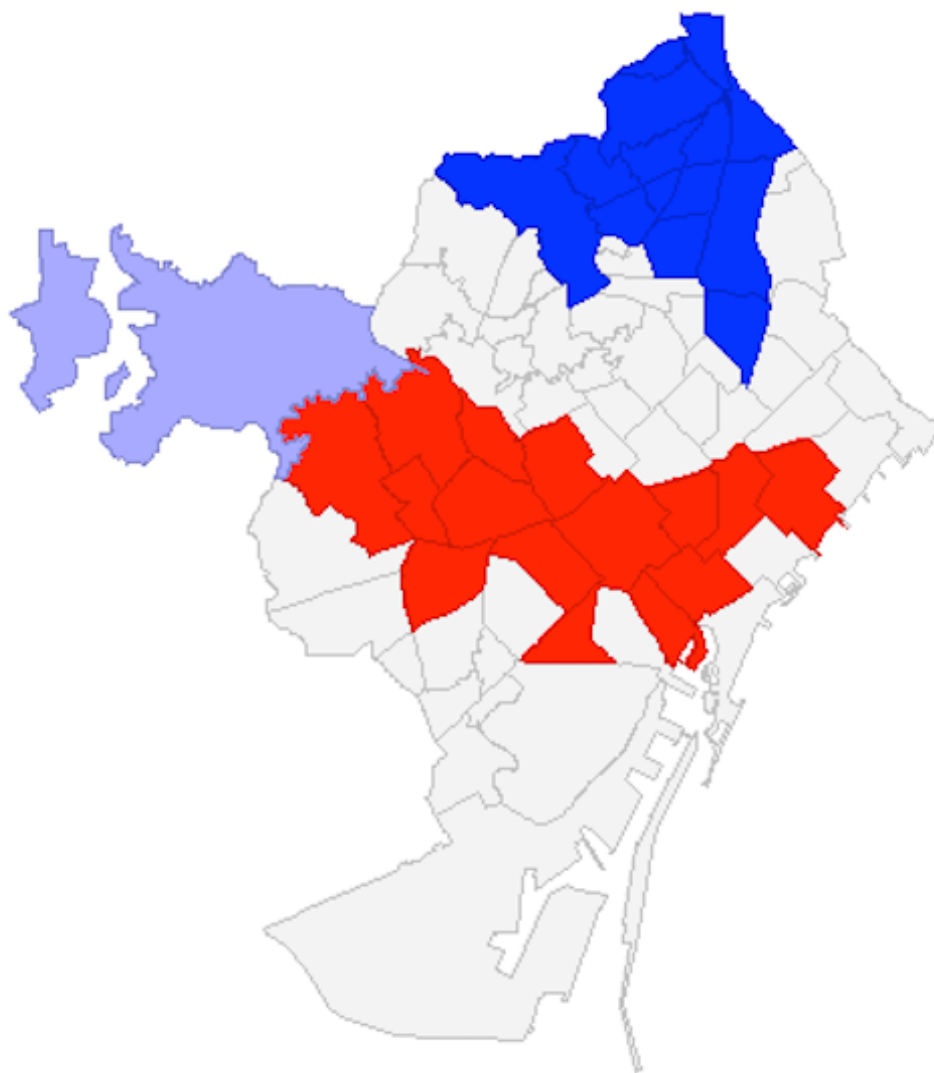
Se crea una matriz de interacciones espaciales tomando como criterio la continuidad tipo “Reina” de orden 1º para analizar Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA).

Se realiza un diagrama de dispersión de Moran (Moran Scatterplot) y se observa una dependencia espacial positiva que indica la ausencia de aleatoriedad en la localización de barrios con precio medio de valores altos del metro cuadrado de vivienda en venta y la localización de barrios con precio medio de valores bajos.

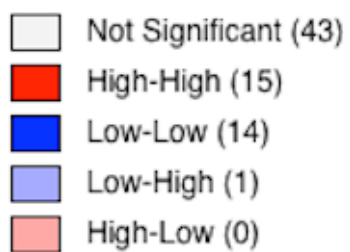


Moran Scatterplot con matriz de pesos espaciales de continuidad “Reina” de orden 1º

Se realiza un LISA Cluster Map con la matriz de pesos espaciales “Reina” de orden 1º, para observar la existencia de un clúster de color azul oscuro formado por barrios con precio medio bajo y otro clúster de color rojo formado por barrios con precio medio alto.



LISA Cluster Map: queen 1

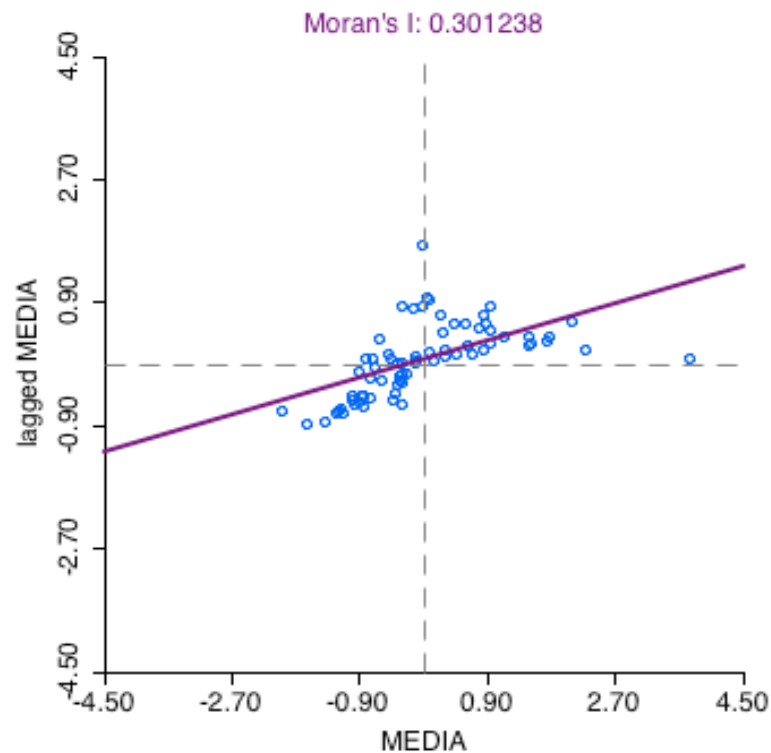


Mapa de barrios de Barcelona

3.2 Matriz distancia

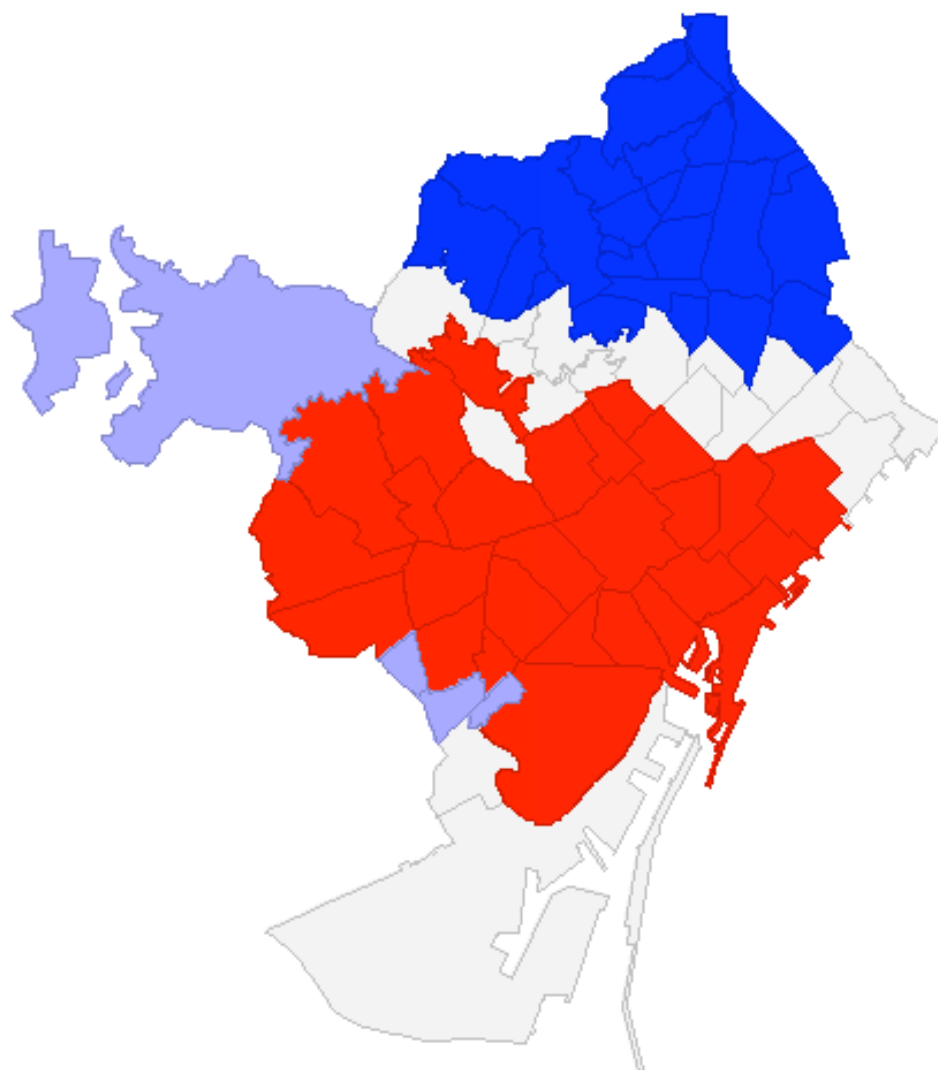
Se crea una matriz de interacciones espaciales tomando como criterio la continuidad tipo “distancia de 3885.66130” para analizar Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA).

Se realiza un diagrama de dispersión de Moran (Moran Scatterplot) y se observa una dependencia espacial positiva que indica la ausencia de aleatoriedad en la localización de barrios con precio medio de valores altos del metro cuadrado de vivienda en venta y la localización de barrios con precio medio de valores bajos.

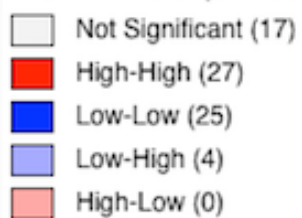


Moran Scatterplot con matriz de pesos espaciales de continuidad “distancia 3885.66”

Se realiza un LISA Cluster Map con la matriz de pesos espaciales “distancia 3885.66”, para observar la existencia de un clúster de color azul oscuro formado por barrios con precio medio bajo y otro clúster de color rojo formado por barrios con precio medio alto.



LISA Cluster Map: threshold 3885,



Mapa de barrios de Barcelona

3.3 Conclusión de la exploración espacial

- Existencia de autocorrelación espacial positiva, mayoritariamente barrios con valores medios altos están rodeados de valores similares e igual sucede con barrios de valores bajos.
- El precio medio del metro cuadrado de viviendas en venta en un barrio influye en los barrios vecinos
- Se observan los barrios en rojo como forman un clúster de valores altos y los barrios en azul oscuro se muestra un clúster de valores bajos.
- Los barrios en azul claro son barrios que reflejan valores significativamente menores a sus barrios vecinos, son *outliers* espaciales.

4 MODELIZACIÓN MEDIANTE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

4.1 Modelización

Mediante la base de datos obtenidas se estima un modelo de regresión lineal múltiple utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios.

La variable endógena del modelo es “priceByArea”, es el precio del metro cuadrado de una vivienda.

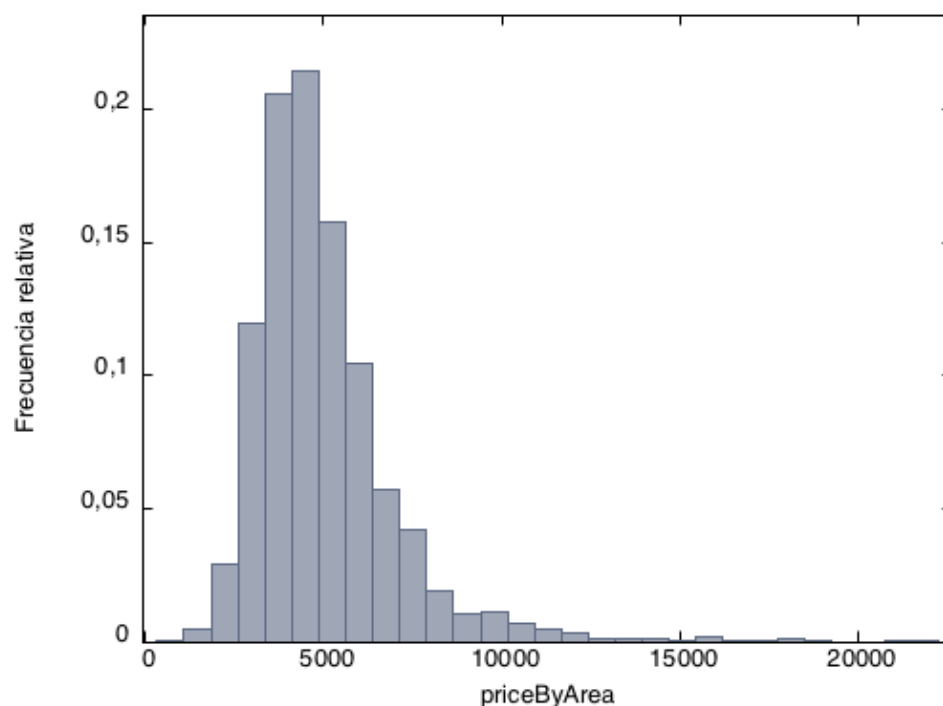
Precio m^2 = f (precio medio del m^2 en su barrio, estado de la vivienda, tipo de vivienda, orientación, número de habitaciones, número de lavabos, altura de planta, tamaño, ascensor)

4.2 Descripción de las variables

4.2.1 Pricebyarea

Es la variable endógena y contiene el precio del metro cuadrado de la vivienda.

Si multiplicamos esta variable por los metros cuadrados que mide una vivienda obtendremos el valor de la vivienda.



**Estadísticos principales, usando las observaciones 1 - 8051
para la variable priceByArea (8051 observaciones válidas)**

Media	Mediana	Mínimo	Máximo
4981,61	4600,00	706,000	21873,0
Desv. Típica.	C.V.	Asimetría	Exc. de curtosis
1949,58	0,391356	2,11129	8,29349
Porc. 5%	Porc. 95%	Rango IQ	
2779,00	8472,60	1979,00	

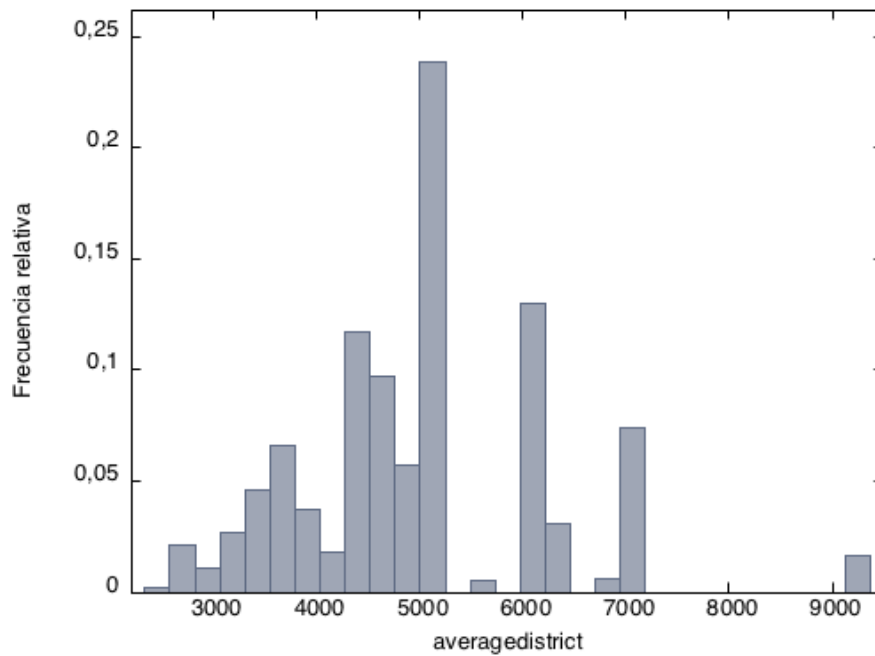
4.2.2 *averagedistrict*

Esta variable es el precio medio del metro cuadrado de una vivienda en el barrio en el que se encuentra.

La variable averagedistrict recoge multitud de variables difícilmente medibles que no se recogen individualmente en este modelo pero que sí tienen un peso específico e importante para determinar el valor de una vivienda.

Ejemplo de variables recogidas dentro de la variable averagedistrict:

- Dotación de infraestructuras sanitarias.
- Dotación de infraestructuras educativas.
- Comunicación de la zona.
- Valor de las viviendas cercanas.
- Renta media de los habitantes de la zona.
- Presencia de zonas comerciales.
- Dotación de parques públicos o centros deportivos.
- Nivel de criminalidad en la zona.
- Cercanía al mar.



**Estadísticos principales, usando las observaciones 1 - 8051
para la variable averagedistrict (8051 observaciones válidas)**

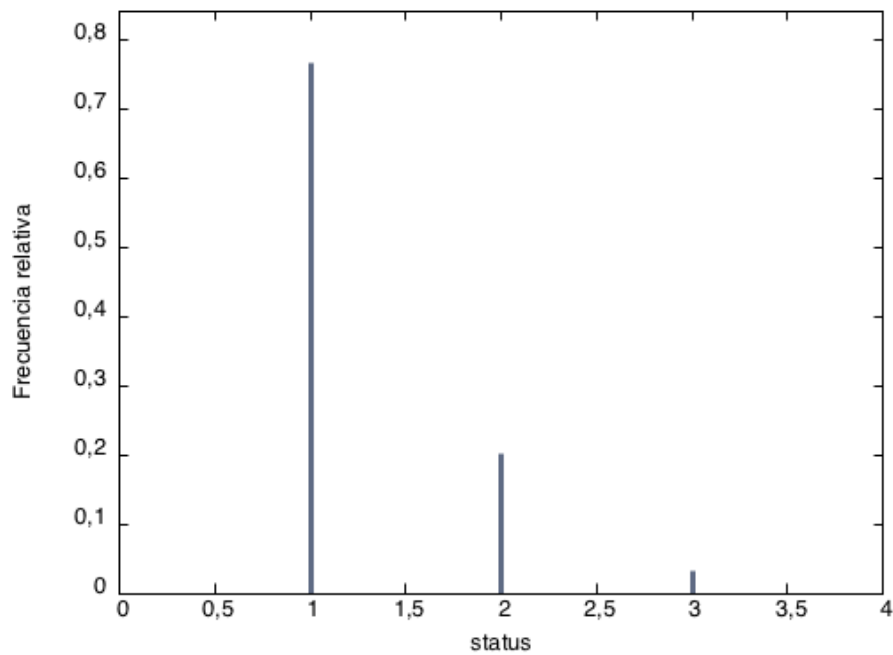
Media	Mediana	Mínimo	Máximo
4998,12	5008,88	2459,00	9250,41
Desv. Típica.	C.V.	Asimetría	Exc. de curtosis
1207,57	0,241605	0,764446	1,18714
Porc. 5%	Porc. 95%	Rango IQ	
3286,00	7161,69	1709,79	

4.2.3 status

Esta variable recoge el estado de la vivienda.

Se han creado tres variables ficticias para incluir esta variable en el modelo.

estadoBueno, estadoMalo, estadoNuevo



Distribución de frecuencias para status, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
1 Bueno	6158	76,49%	76,49%	*****
2 Malo	1627	20,21%	96,70%	*****
3 Nuevo	266	3,30%	100,00%	*

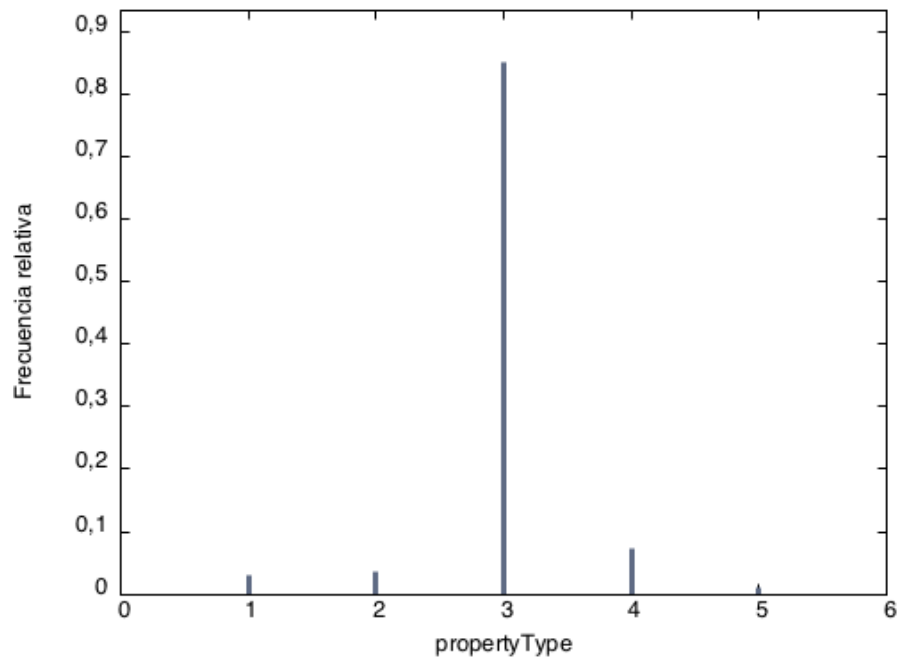
4.2.4 *propertyType*

Esta variable recoge el tipo de vivienda.

Se han creado cinco variables ficticias para incluir esta variable en el modelo.

Las variables ficticias son:

typeChalet, typeDuplex, typeAtico, typeEstudio, typePiso.



Distribución de frecuencias para propertyType, observaciones 1-8051

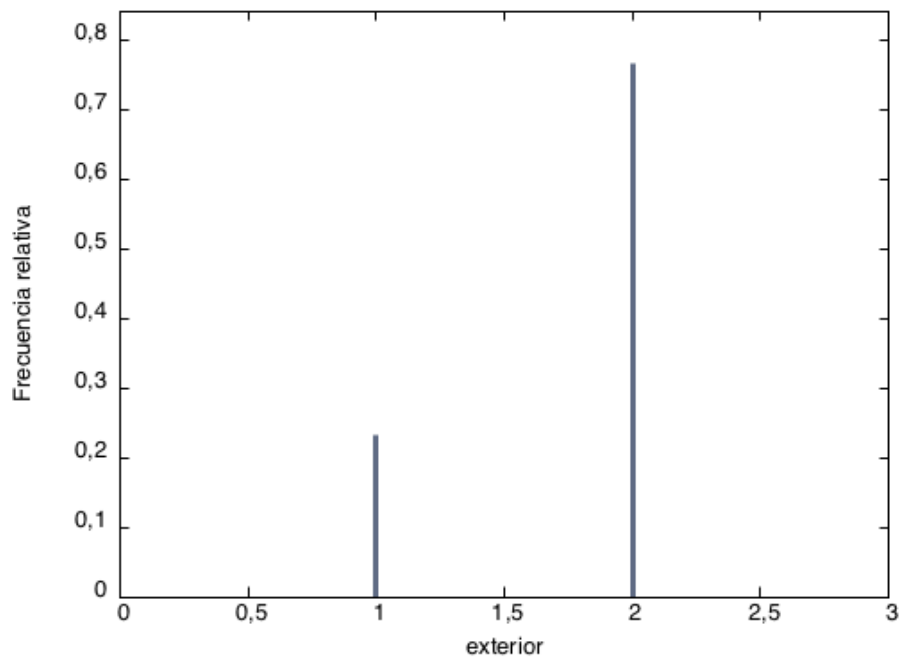
	frecuencia	rel.	acum.
1 Chalet	246	3,06%	3,06% *
2 Dúplex	288	3,58%	6,63% *
3 Piso	6837	84,92%	91,55% *****
4 Ático	593	7,37%	98,92% **
5 Estudio	87	1,08%	100,00%

4.2.5 exterior

Esta variable recoge si la vivienda es exterior o interior.

Se ha creado una variable ficticia para este modelo.

La variable ficticia es cara_interior o cara_exterior.

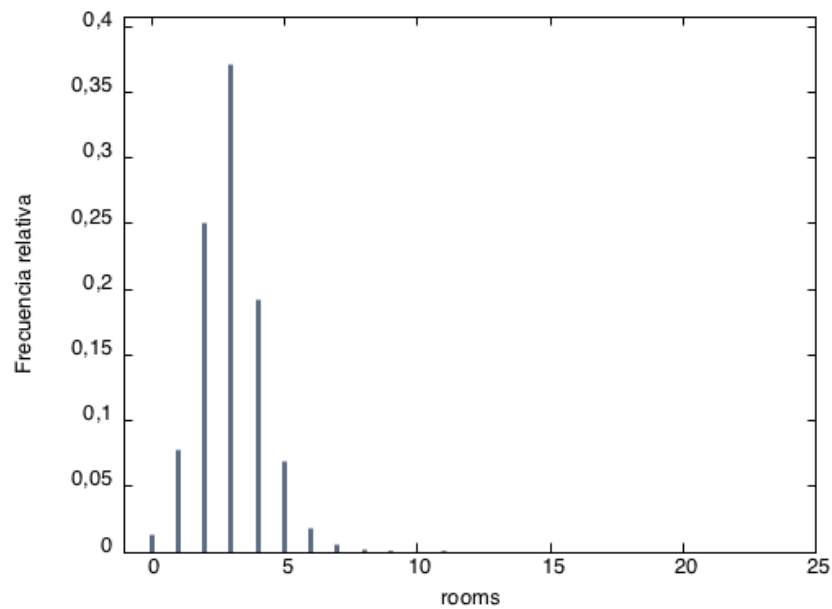


Distribución de frecuencias para exterior, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
1 Interior	1884	23,40%	23,40%	*****
2 Exterior	6167	76,60%	100,00%	*****

4.2.6 rooms

Esta variable recoge el número de habitaciones de una vivienda.

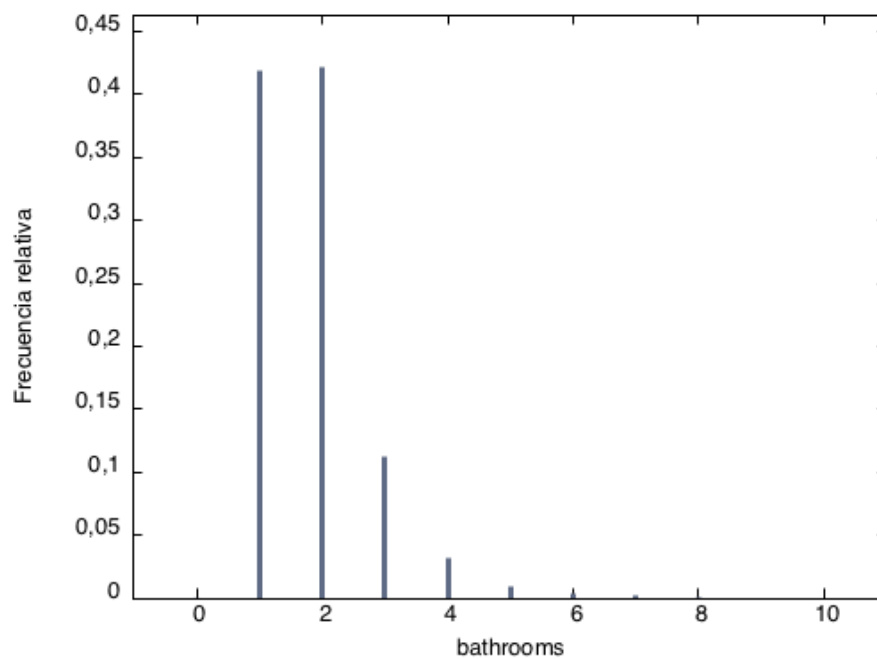


Distribución de frecuencias para rooms, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.
0	101	1,25%	1,25%
1	629	7,81%	9,07% **
2	2013	25,00%	34,07% *****
3	2984	37,06%	71,13% *****
4	1550	19,25%	90,39% *****
5	554	6,88%	97,27% **
6	141	1,75%	99,02%

4.2.7 bathrooms

Esta variable recoge el número de baños de una vivienda.



Distribución de frecuencias para bathrooms, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
0	3	0,04%	0,04%	
1	3375	41,92%	41,96%	*****
2	3389	42,09%	84,05%	*****
3	905	11,24%	95,29%	****
4	256	3,18%	98,47%	*
5	75	0,93%	99,40%	

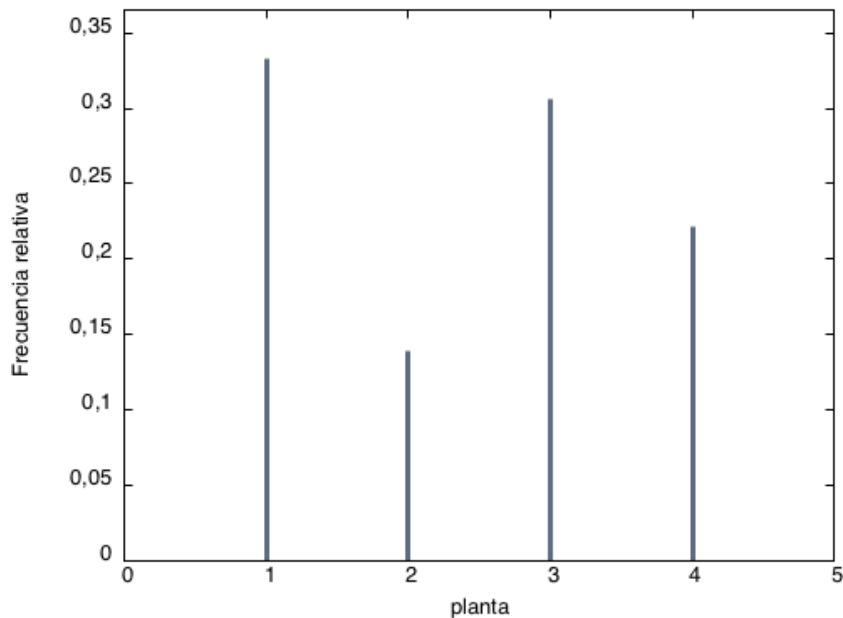
4.2.8 planta

Esta variable recoge la altura de la vivienda.

Se han creado cuatro variables ficticias para incluir la variable en el modelo.

altAlto, altBajo, altMedio, altPrimero

Siendo Alto a partir de una 4ª planta, Medio incluye 2º y 3º piso, Primero incluye 1ª planta y Bajo las viviendas situadas en un sótano, entresuelo, bajo, o chalets a pie de calle.

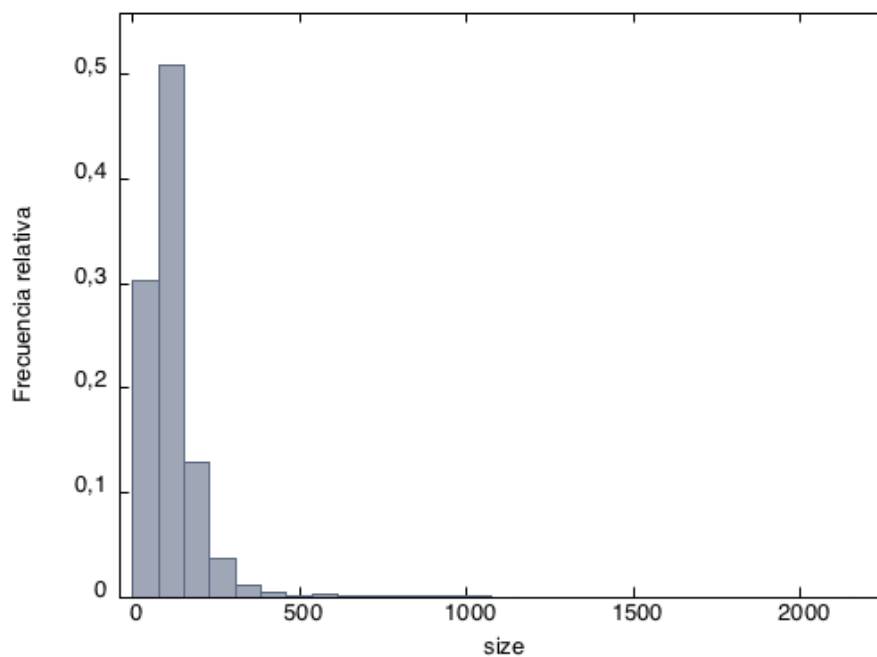


Distribución de frecuencias para planta, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
alto	2677	33,25%	33,25%	*****
bajo	1123	13,95%	47,20%	*****
medio	2464	30,60%	77,80%	*****
primero	1787	22,20%	100,00%	*****

4.2.9 size

La variable size recoge el número de metros cuadrados de las viviendas.



Distribución de frecuencias para size, observaciones 1-8051
número de cajas = 29, media = 116,214, desv.típ.=80,295

intervalo	punto medio	frecuencia	rel	acum.	
< 76,643	38,321	2440	30,31%	30,31%	*****
76,643 - 153,29	114,96	4093	50,84%	81,15%	*****
153,29 - 229,93	191,61	1035	12,86%	94,00%	****
229,93 - 306,57	268,25	291	3,61%	97,62%	*
306,57 - 383,21	344,89	89	1,11%	98,72%	

Estadísticos principales, usando las observaciones 1 - 8051
para la variable size (8051 observaciones válidas)

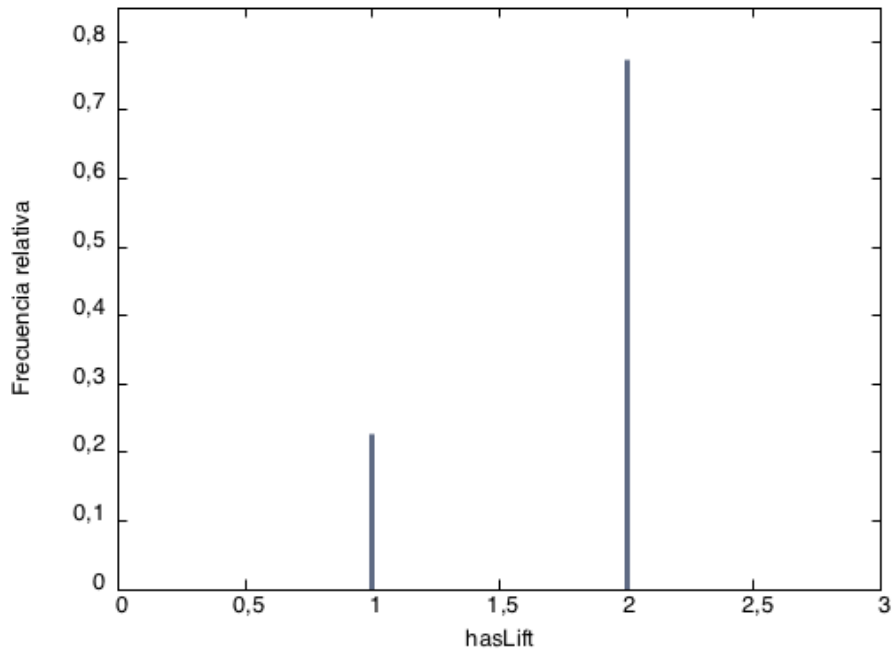
Media 116,214	Mediana 95,0000	Mínimo 16,0000	Máximo 2162,00
Desv. Típica. 80,2950	C.V. 0,690923	Asimetría 5,52151	Exc. de curtosis 75,8377
Porc. 5% 50,0000	Porc. 95% 247,000	Rango IQ 63,0000	

4.2.10 *haslift*

Esta variable recoge si la vivienda tiene ascensor o no.

Para incorporar esta variable en el modelo, se ha creado una variable ficticia.

ascensorNO, ascensorSi



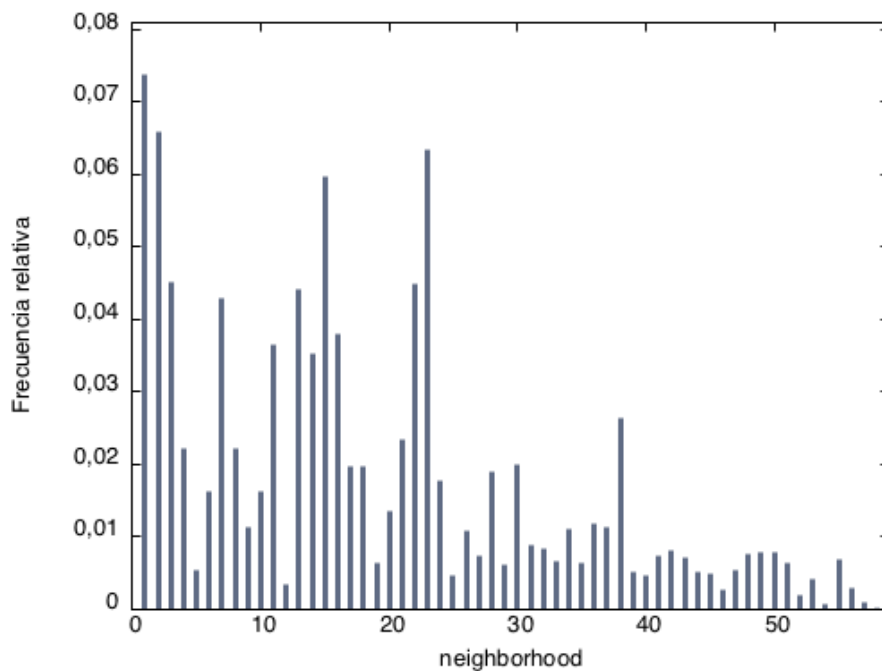
Distribución de frecuencias para hasLift, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
1 no	1834	22,78%	22,78%	*****
2 sí	6217	77,22%	100,00%	*****

4.2.11 *neighborhood*

Esta variable recoge el barrio al que pertenece cada vivienda.

Se ha creado una variable ficticia para cada barrio.



4.2.12 *district*

Esta variable recoge el distrito al que pertenece cada vivienda.

Se ha creado una variable ficticia para cada distrito.

Distribución de frecuencias para district, observaciones 1-8051

	frecuencia	rel.	acum.	
Eixample	2298	28,54%	28,54%	*****
Sarrià-	1126	13,99%	42,53%	****
Ciutat V	1316	16,35%	58,87%	****
Les Cort	277	3,44%	62,32%	*
Sant Mar	892	11,08%	73,39%	***
Horta Gu	537	6,67%	80,06%	**
Gràcia	600	7,45%	87,52%	**
Sants-Mo	618	7,68%	95,19%	**
Sant And	249	3,09%	98,29%	*
Nou Barr	138	1,71%	100,00%	

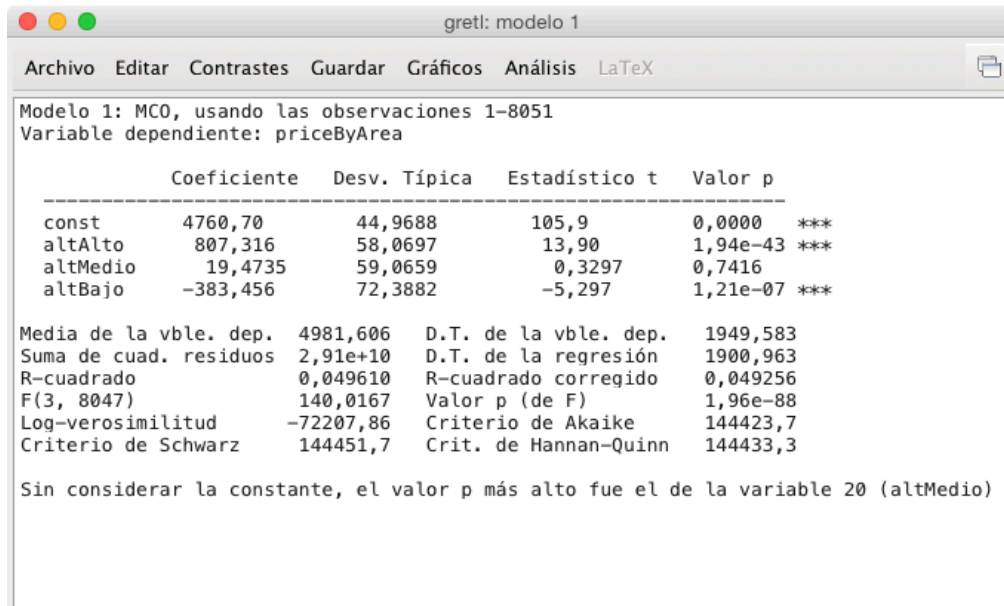
4.3 Contrastes de medias

Analizamos algunas de las variables para analizar sus datos.

4.3.1 Variable planta

Se realiza el contraste de medias siendo la constante el valor de un 1^{er} piso.

Se observa una variación media de 807,32€ entre viviendas situadas en la 1^a planta y viviendas a partir de una 4^a planta.



gretl: modelo 1

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Modelo 1: MCO, usando las observaciones 1-8051
Variable dependiente: priceByArea

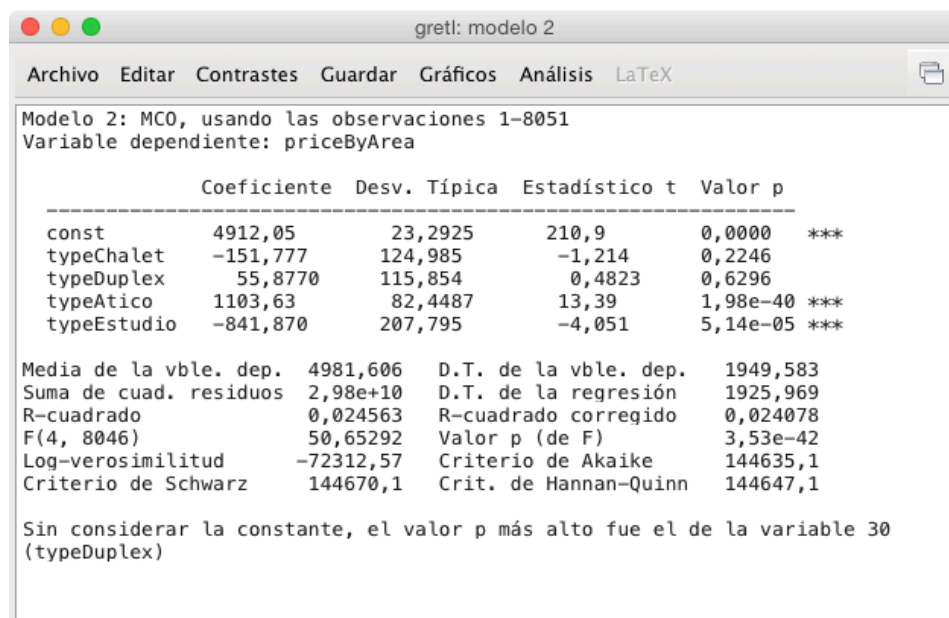
	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	4760,70	44,9688	105,9	0,0000	***
altAlto	807,316	58,0697	13,90	1,94e-43	***
altMedio	19,4735	59,0659	0,3297	0,7416	
altBajo	-383,456	72,3882	-5,297	1,21e-07	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,91e+10	D.T. de la regresión	1900,963		
R-cuadrado	0,049610	R-cuadrado corregido	0,049256		
F(3, 8047)	140,0167	Valor p (de F)	1,96e-88		
Log-verosimilitud	-72207,86	Criterio de Akaike	144423,7		
Criterio de Schwarz	144451,7	Crit. de Hannan-Quinn	144433,3		

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 20 (altMedio)

4.3.2 Variable propertyType

Se realiza el contraste de medias siendo la constante el valor de un piso que no sea ático, chalet, dúplex o un estudio.

Se observa una variación media de 1103,63€ por m² entre viviendas convencionales en edificios y un ático.



gretl: modelo 2

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Modelo 2: MCO, usando las observaciones 1-8051
Variable dependiente: priceByArea

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	4912,05	23,2925	210,9	0,0000	***
typeChalet	-151,777	124,985	-1,214	0,2246	
typeDuplex	55,8770	115,854	0,4823	0,6296	
typeAtico	1103,63	82,4487	13,39	1,98e-40	***
typeEstudio	-841,870	207,795	-4,051	5,14e-05	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,98e+10	D.T. de la regresión	1925,969		
R-cuadrado	0,024563	R-cuadrado corregido	0,024078		
F(4, 8046)	50,65292	Valor p (de F)	3,53e-42		
Log-verosimilitud	-72312,57	Criterio de Akaike	144635,1		
Criterio de Schwarz	144670,1	Crit. de Hannan-Quinn	144647,1		

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 30 (typeDuplex)

4.3.3 Variable district

Se realiza el contraste de medias siendo la constante el valor del Eixample.

Se observa una variación media de 298,51€ por m² entre viviendas situadas en el distrito del Eixample y viviendas situadas en Sarrià.

gretl: modelo 3					
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX					
Modelo 3: MCO, usando las observaciones 1-8051					
Variable dependiente: priceByArea					
	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	5600,79	37,4878	149,4	0,0000	***
distSarriaGervasi	298,510	65,3714	4,566	5,04e-06	***
distCiutatVella	-831,056	62,1235	-13,38	2,21e-40	***
distLesCorts	-456,909	114,298	-3,998	6,46e-05	***
distSantMarti	-712,250	70,8929	-10,05	1,31e-23	***
distHortaGuinardo	-2132,70	86,1350	-24,76	1,70e-130	***
distGracia	-919,538	82,3879	-11,16	1,03e-28	***
distSantsMontjuic	-1472,35	81,4310	-18,08	1,17e-71	***
distSantAndreu	-2177,62	119,896	-18,16	2,81e-72	***
distNouBarris	-2293,16	157,503	-14,56	2,03e-47	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,60e+10	D.T. de la regresión	1797,071		
R-cuadrado	0,151287	R-cuadrado corregido	0,150337		
F(9, 8041)	159,2606	Valor p (de F)	1,8e-278		
Log-verosimilitud	-71752,37	Criterio de Akaike	143524,7		
Criterio de Schwarz	143594,7	Crit. de Hannan-Quinn	143548,7		

4.3.4 Variable status

Se realiza el contraste de medias siendo la constante el valor de Buen estado.

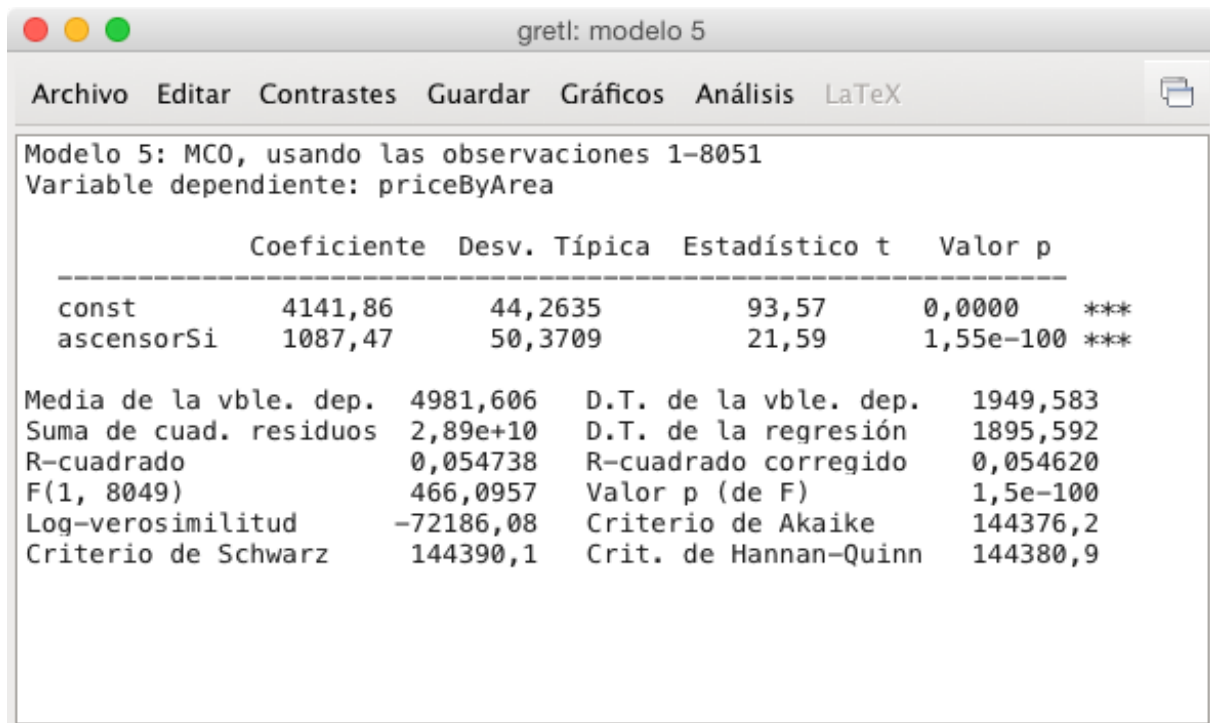
Se observa una variación media de 446,42€ por m² entre viviendas en buen estado y viviendas nuevas.

gretl: modelo 4					
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX					
Modelo 4: MCO, usando las observaciones 1-8051					
Variable dependiente: priceByArea					
	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	5131,76	24,4563	209,8	0,0000	***
estadoNuevo	446,424	120,186	3,714	0,0002	***
estadoMalo	-816,021	53,4967	-15,25	8,22e-52	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,96e+10	D.T. de la regresión	1919,159		
R-cuadrado	0,031209	R-cuadrado corregido	0,030968		
F(2, 8048)	129,6286	Valor p (de F)	3,90e-56		
Log-verosimilitud	-72285,05	Criterio de Akaike	144576,1		
Criterio de Schwarz	144597,1	Crit. de Hannan-Quinn	144583,3		

4.3.5 Variable *hasLift*

Se realiza el contraste de medias siendo la constante el valor si la vivienda tiene ascensor.

Se observa una variación media de 1087,47€ por m² entre viviendas con ascensor o sin ascensor.



	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	4141,86	44,2635	93,57	0,0000	***
ascensorSi	1087,47	50,3709	21,59	1,55e-100	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,89e+10	D.T. de la regresión	1895,592		
R-cuadrado	0,054738	R-cuadrado corregido	0,054620		
F(1, 8049)	466,0957	Valor p (de F)	1,5e-100		
Log-verosimilitud	-72186,08	Criterio de Akaike	144376,2		
Criterio de Schwarz	144390,1	Crit. de Hannan-Quinn	144380,9		

4.4 Modelo

Realizado el contraste de White y observando presencia de heterocedasticidad, se estiman tres modelos con desviaciones típicas robustas.

4.4.1 Modelo 1 *averagedistrict*

Se estima el modelo 1 aproximando la influencia del entorno con la variable *averagedistrict*.

gretl: modelo 1					
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX					
Modelo 1: MCO, usando las observaciones 1-8051					
Variable dependiente: priceByArea					
Desviaciones típicas robustas ante heterocedasticidad, variante HC1					
	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	208,802	108,106	1,931	0,0535	*
size	-1,61801	0,376464	-4,298	1,74e-05	***
rooms	-296,941	20,5820	-14,43	1,33e-46	***
bathrooms	405,539	30,4328	13,33	4,36e-40	***
altAlto	389,499	44,2020	8,812	1,49e-18	***
altMedio	74,1615	38,3997	1,931	0,0535	*
altBajo	-221,345	52,5527	-4,212	2,56e-05	***
cara_interior	214,495	41,5868	5,158	2,56e-07	***
estadoNuevo	825,216	79,7489	10,35	6,15e-25	***
estadoMalo	-810,812	36,1700	-22,42	5,27e-108	***
ascensorSi	503,170	33,2786	15,12	5,99e-51	***
typeChalet	792,360	129,073	6,139	8,71e-10	***
typeAtico	721,623	88,0115	8,199	2,79e-16	***
typeDuplex	-9,95844	130,473	-0,07633	0,9392	
typeEstudio	-958,626	150,562	-6,367	2,03e-10	***
averagedistrict	0,925110	0,0231028	40,04	0,0000	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	1,56e+10	D.T. de la regresión	1393,549		
R-cuadrado	0,490023	R-cuadrado corregido	0,489071		
F(15, 8035)	252,1942	Valor p (de F)	0,000000		
Log-verosimilitud	-69701,96	Criterio de Akaike	139435,9		
Criterio de Schwarz	139547,8	Crit. de Hannan-Quinn	139474,2		
Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 30 (typeDuplex)					

Las variables utilizadas en el modelo 1 explican el 49% de la variabilidad del precio por metro cuadrado en la ciudad de Barcelona.

4.4.2 Modelo 2 district

Se estima modelo 2 utilizando como influencia del entorno los distritos de Barcelona.

gretl: modelo 2					
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX					
Modelo 2: MCO, usando las observaciones 1-8051					
Variable dependiente: priceByArea					
Desviaciones típicas robustas ante heterocedasticidad, variante HC1					
	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	4916,05	82,4884	59,60	0,0000	***
size	0,688672	0,651292	1,057	0,2904	
rooms	-407,763	25,6675	-15,89	5,59e-56	***
bathrooms	613,153	41,4593	14,79	7,52e-49	***
altAlto	500,515	53,1187	9,423	5,65e-21	***
altMedio	112,833	42,7678	2,638	0,0083	***
altBajo	-316,013	58,7122	-5,382	7,56e-08	***
cara_interior	274,608	50,3751	5,451	5,15e-08	***
estadoNuevo	589,156	91,9788	6,405	1,58e-10	***
estadoMalo	-740,272	39,5958	-18,70	2,21e-76	***
ascensorSi	609,537	40,2939	15,13	5,38e-51	***
typeChalet	218,358	149,253	1,463	0,1435	
typeAtico	601,323	95,9910	6,264	3,94e-10	***
typeDuplex	-187,827	147,782	-1,271	0,2038	
typeEstudio	-1145,89	165,682	-6,916	5,00e-12	***
distSarriaGervasi	157,057	65,7621	2,388	0,0170	**
distCiutatVella	-602,873	59,0198	-10,21	2,40e-24	***
distLesCorts	-445,519	84,4231	-5,277	1,35e-07	***
distSantMarti	-649,731	95,5561	-6,799	1,13e-11	***
distHortaGuinardo	-1740,19	59,6650	-29,17	7,72e-178	***
distGracia	-612,350	68,3345	-8,961	3,95e-19	***
distSantsMontjuic	-1088,81	56,5565	-19,25	8,86e-81	***
distSantAndreu	-1858,15	63,1192	-29,44	5,60e-181	***
distNouBarris	-1930,83	73,3368	-26,33	1,33e-146	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	2,11e+10	D.T. de la regresión	1620,382		
R-cuadrado	0,311176	R-cuadrado corregido	0,309202		
F(23, 8027)	205,4682	Valor p (de F)	0,000000		
Log-verosimilitud	-70912,10	Criterio de Akaike	141872,2		
Criterio de Schwarz	142040,1	Crit. de Hannan-Quinn	141929,6		
Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 6 (size)					

Las variables utilizadas en el modelo 2 explican el 31% de la variabilidad del precio por metro cuadrado en la ciudad de Barcelona.

4.4.3 Modelo 3 neighborhood

Se estima el modelo 3 utilizando como influencia del entorno los barrios de Barcelona.

Las variables utilizadas en el modelo 3 explican el 49% de la variabilidad del precio por metro cuadrado en la ciudad de Barcelona.

Modelo 3: MCO, usando las observaciones 1-8051
Variable dependiente: priceByArea
Desviaciones típicas robustas ante heterocedasticidad, variante HC1

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	6790,39	133,230	50,97	0,0000	***
size	-1,78617	0,371315	-4,810	1,53e-06	***
rooms	-299,584	20,7346	-14,45	9,93e-47	***
bathrooms	414,734	31,4258	13,20	2,35e-39	***
altAlto	419,619	45,1706	9,290	1,96e-20	***
altMedio	87,0279	39,2126	2,219	0,0265	**
altBajo	-233,082	53,0201	-4,396	1,12e-05	***
cara_interior	213,478	41,7226	5,117	3,18e-07	***
estadoNuevo	872,421	81,1438	10,75	8,89e-27	***
estadoMalo	-806,311	36,0491	-22,37	1,58e-107	***
ascensorSi	566,455	38,3495	14,77	9,90e-49	***
typeChalet	807,248	132,314	6,101	1,10e-09	***
typeAtico	700,841	89,1986	7,857	4,44e-15	***
typeDuplex	15,9365	132,703	0,1201	0,9044	
typeEstudio	-946,205	150,333	-6,294	3,26e-10	***
SantGervasi	-1081,44	119,576	-9,044	1,87e-19	***
Gotic	-2049,92	130,599	-15,70	1,05e-54	***
LesCorts	-1991,06	141,940	-14,03	3,53e-44	***
VilaOlimpica	-2240,43	170,896	-13,11	7,27e-39	***
DiagonalMar	1997,68	330,777	6,039	1,62e-09	***
SantAntoni	-2256,68	123,447	-18,28	3,63e-73	***
CampArpa	-3207,97	121,296	-26,45	7,97e-148	***
Carmel	-3958,17	140,078	-28,26	1,68e-167	***
CampGrassot	-2506,77	152,761	-16,41	1,53e-59	***
VilaGracia	-1801,10	130,693	-13,78	1,02e-42	***
Coll	-3553,74	188,119	-18,89	6,67e-78	***
SantPere	-1686,65	132,092	-12,77	5,64e-37	***
PobleSec	-2443,86	123,469	-19,79	3,67e-85	***
EixampleEsquerra	-1964,83	117,094	-16,78	3,94e-62	***
SagradaFamilia	-2436,81	122,609	-19,87	7,86e-86	***
Bonanova	-735,503	189,231	-3,887	0,0001	***
Guinardo	-3254,32	129,131	-25,20	6,52e-135	***
Verneda	-3980,57	139,230	-28,59	3,08e-171	***
TresTorres	-706,574	194,291	-3,637	0,0003	***
Putxet	-2063,19	136,529	-15,11	6,83e-51	***
AntigaEixampleEs~	-1088,88	137,224	-7,935	2,39e-15	***
Raval	-2608,94	123,176	-21,18	6,47e-97	***
Sarria	-664,147	156,365	-4,247	2,19e-05	***
Badal	-3246,83	199,135	-16,30	8,11e-59	***
LaSalut	-2390,42	179,329	-13,33	4,16e-40	***
Sagrera	-3661,71	127,662	-28,68	2,75e-172	***
Sants	-2773,37	126,680	-21,89	3,18e-103	***
Pedralbes	-687,918	216,756	-3,174	0,0015	***
Poblenou	-1816,63	203,700	-8,918	5,80e-19	***
Besos	-3810,60	165,471	-23,03	1,15e-113	***
Provencals	-3209,47	141,971	-22,61	9,90e-110	***
Bordeta	-3404,83	140,932	-24,16	1,63e-124	***
Barceloneta	-1729,97	163,511	-10,58	5,47e-26	***
Maternitat	-2606,13	143,837	-18,12	6,20e-72	***
Clot	-3243,37	133,218	-24,35	2,36e-126	***
Navas	-3573,28	133,198	-26,83	7,36e-152	***
FortPienc	-2476,31	126,568	-19,57	2,69e-83	***
SantMartí	-3897,48	138,460	-28,15	2,70e-166	***
Vilapicina	-3746,64	149,942	-24,99	9,66e-133	***
Llacuna	-2507,80	185,368	-13,53	3,01e-41	***
BaixGuinardo	-3007,47	155,042	-19,40	6,08e-82	***
Porta	-3357,41	145,361	-23,10	2,61e-114	***
Congres	-3560,33	154,253	-23,08	3,70e-114	***
CanBaro	-3327,13	191,822	-17,34	3,49e-66	***
Guineueta	-3733,07	149,990	-24,89	9,46e-132	***
Teixonera	-3803,82	177,794	-21,39	8,63e-99	***
SantAndreu	-3308,65	140,794	-23,50	3,93e-118	***
Horta	-3298,25	131,648	-25,05	2,06e-133	***
Vallcarca	-2337,72	172,874	-13,52	3,26e-41	***
Hostafrancs	-2862,64	156,448	-18,30	2,68e-73	***
CanPeguera	-4133,99	202,291	-20,44	1,62e-90	***
FontGuatlla	-3137,74	169,818	-18,48	1,12e-74	***
MarinaDelPort	-3598,62	158,585	-22,69	1,60e-110	***
FontDenFargues	-3445,43	146,014	-23,60	4,65e-119	***
SantGenís	-3483,56	231,192	-15,07	1,31e-50	***
Prosperitat	-3858,05	161,603	-23,87	9,89e-122	***
VallHebron	-3375,55	113,684	-29,69	7,30e-184	***
Media de la vble. dep.	4981,606	D.T. de la vble. dep.	1949,583		
Suma de cuad. residuos	1,55e+10	D.T. de la regresión	1392,477		
R-cuadrado	0,494356	R-cuadrado corregido	0,489857		
F(71, 7979)	216,5402	Valor p (de F)	0,000000		
Log-verosimilitud	-69667,61	Criterio de Akaike	139479,2		
Criterio de Schwarz	139982,7	Crit. de Hannan-Quinn	139651,5		

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 30 (typeDuplex)

4.4.4 Comparación de modelos

Se realiza una comparación de los modelos 1, 2 y 3 para tomar una decisión del modelo correcto.

	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
R² CORREGIDO	0,489071	0,309202	0,489857
AKAIKE	139435,9	141872,2	139479,2
SCHWARZ	139547,8	142040,1	139982,7

Se observa que los modelos 3 y 1 son casi iguales, esto responde a que la variable averagedistrict recoge la misma información que si se añade una ficticia por cada barrio.

El modelo 2 queda descartado ya que su estimación no es tan buena como los modelos 1 y 3.

Finalmente seleccionamos el modelo 1 como el mas adecuado, ya que aún siendo similar al modelo 3, ofrece una mayor simplicidad.

5 PREDICCIÓN

5.1 Evaluación del modelo 1

Elegido el modelo 1, se retiran 500 viviendas de la muestra y se realiza una evaluación de la predicción.

Se observa que el porcentaje del error absoluto medio es del 18,9% y un coeficiente U de Theil de 0,54 siendo 0 una predicción perfecta y 1 una nula predicción.

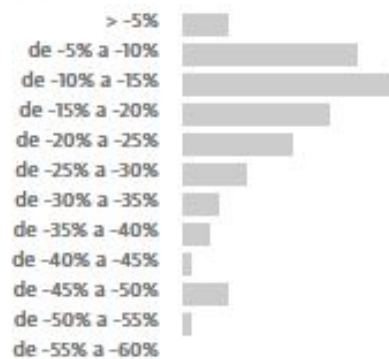
5.2 Simulación

Dada la impresión de una posible diferencia significativa entre el precio de venta publicado y el precio real de venta de las viviendas una vez finalizada la transacción. Se investiga la posible variabilidad y se observa con información de Idealista.com una media de variabilidad diferente en cada localidad teniendo en cuenta una evolución temporal.



Captura de Idealista.com

Distribución de las pujas según descuento ofrecido



Captura de Idealista.com

Se observa un descuento medio de 19,6% en la ciudad de Barcelona.

Con estos datos se contrastan cuatro casos reales que identificaré por el nombre real de la persona dueña de la vivienda, en los cuatro casos se aplican los datos obtenidos en el modelo 1, el valor medio de descuento del 19,6% y se determina el estado de la vivienda en función del tipo de reforma que han realizado.

	JOSÉ	ALEJANDRO	GERARD	PEPITA
ESTADO	A REFORMAR	REFORMA INTEGRAL	A REFORMAR	A REFORMAR
PRECIO COMPRA	225.000	200.000	280.000	220.000
VALOR REFORMA	38.000	80.000		50.000
VALOR TOTAL	263.000	280.000	280.000	270.000
ESTADO DE PREDICCIÓN	BUEN ESTADO	NUEVO	A REFORMAR	BUEN ESTADO
PRECIO PREDICCIÓN	262.553	276.990	285.837	272.335
% ERROR	0,17	1,07	2,08	0,86

6 CONCLUSIONES

Como conclusión, se extrae que, respecto a la exploración espacial se observa la existencia de autocorrelación espacial. Esto indica que el precio de una vivienda afecta a las viviendas que están en su entorno, exportándolo al precio medio en los barrios de Barcelona se observa este efecto en un nivel mas alto.

Respecto a la modelización y los micro datos se extrae que algunas variables como el número de habitaciones o el tamaño de una vivienda influyen negativamente en la valoración, este dato que al principio puede resultar algo paradójico se resuelve entendiendo que es importante el buen aprovechamiento de los espacios y que comparando dos viviendas de las mismas características en el mismo lugar el valor mas alto del metro cuadrado lo obtendrá la vivienda de un menor tamaño.

Respecto a la predicción y las simulaciones se obtiene un error no reducido en la evaluación que hace pensar en predicciones no fiables, pero analizando las simulaciones el resultado es altamente satisfactorio mas allá de una posible mejora del modelo incluyendo mas desagregación en la variable que explica el estado de la vivienda y desagregando también el espacio utilizado para el cálculo de la variable que incluye la media del precio en cada barrio.

7 BIBLIOGRAFÍA

1. Valoración de viviendas en España. El método de Homogeneización y metodologías alternativas. Jerónimo Aznar. Finance, Markets and Valuation Vol 2, nº1 (2.016), pp 91 a 125
2. Evaluación de la autocorrelación espacial global y local para zonas de tránsito. Julio Cesar Lavado Yarasca. Universidad del Pacífico – Discente. Rede Ibero-americana de Estudo em Polos Geradores de Viagens - Red PGV / Brasil. 2.015
3. Território, mercado imobiliário e a habitação. Universidad de Aveiro. 2.011
4. <http://www.bcn.cat/estadistica/castella/index.htm>
5. <https://w20.bcn.cat/cartobcn/>
6. <https://www.idealista.com>

8 ANEXOS

8.1 Anexo 1

merged_json.py

```
# Importamos las librerías necesarias
import json
import glob

result = []

# Unimos todas las peticiones que se encuentran en la carpeta request
for f in glob.glob("requests/*.json"):
    with open(f, "rb") as infile:
        data=json.load(infile) # Memoria resultante

    # Extraemos todo el contenido que están dentro de cada elemento o petición
    # y lo unimos
    i = 0
    while i < len(data["elementList"]):
        result.append(data["elementList"][i])
        i += 1

# El resultado lo volcamos todo, en un solo archivo
with open("merged_file.json", "wb") as outfile:
    json.dump(result, outfile)
```

8.2 Anexo 2

App.py

```
# Importamos la librerías necesarias
import pandas as pd
import json

# Indicamos los ficheros de entrada y salida
name_file="merged_file.json"
excel_file="outputs/output_file.xlsx"

# Preparamos el fichero de entrada para ser tratado
df_json_raw = pd.read_json(name_file)
```